上海交通大学 SHANGHAI JIAO TONG UNIVERSITY

针对时-空中子输运方程的算子推断方法及数据同化研究

张滕飞

上海交通大学

核能科学与核安全所

饮 水 思 源 • 爱 国 荣 校

上海交通大学
SHANGHAI JIAO TONG UNIVERSITY

目 录

上海交通大學
SHANGHAI JIAO TONG UNIVERSITY

目 录

研究背景：堆芯中子学模拟

核反应堆堆芯中存在着复杂的物理过程，需要借助先进中子学模拟方法模拟中子与介质的相互作用，为反应堆设计与分析提供基础

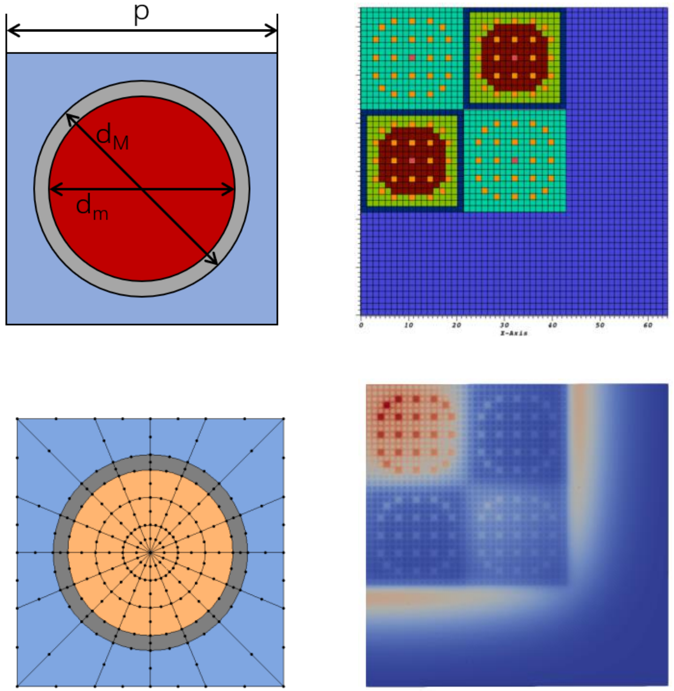
玻尔兹曼时空中子输运方程

$$
\begin{aligned}
\frac{1}{v(E)}\frac{d}{dt}\psi(\boldsymbol{r},\boldsymbol{\Omega},E,t) = &-\boldsymbol{\Omega}\cdot\nabla\psi(\boldsymbol{r},\boldsymbol{\Omega},E,t) \\
&-\Sigma_t(\boldsymbol{r})\psi(\boldsymbol{r},\boldsymbol{\Omega},E,t)+q(\boldsymbol{r},\boldsymbol{\Omega},E,t) \\
&+\int dE'\int d\Omega'\Sigma_s(\boldsymbol{r},\boldsymbol{\Omega}\cdot\boldsymbol{\Omega}',E'\rightarrow E)\psi(\boldsymbol{r},\boldsymbol{\Omega}',E',t)
\end{aligned}
$$

输运方程的变量离散方法

- $\boldsymbol{r}$ 空间离散：有限元、特征线…
- Ω 角度离散：S_N方法、P_N方法
- t 时间离散：隐式差分、准静态…
- E 能量离散：多群

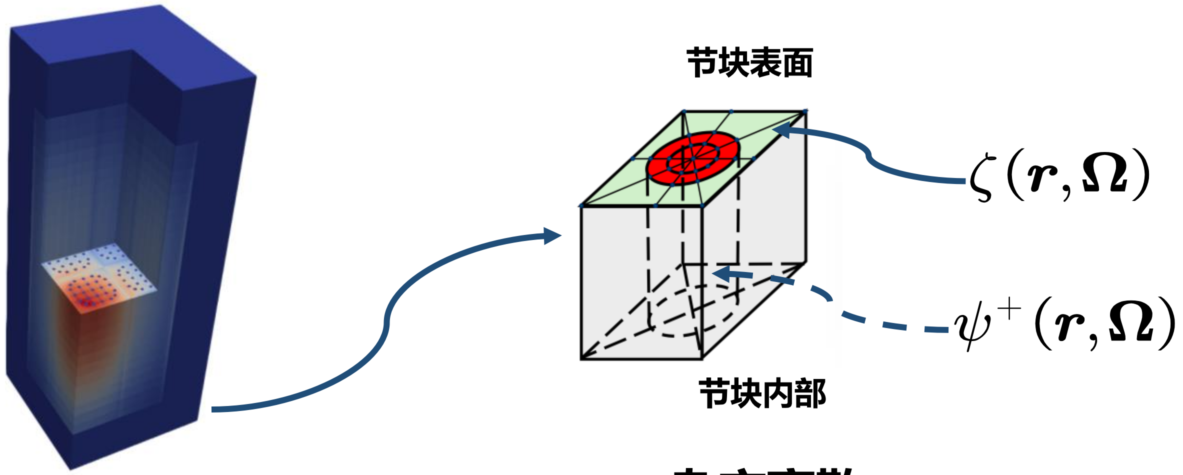
数值反应堆高保真模拟



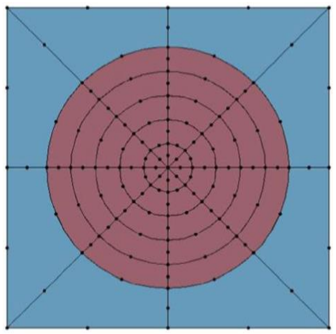
高精度、高分辨率、高置信度

研究背景：非均匀变分节块法

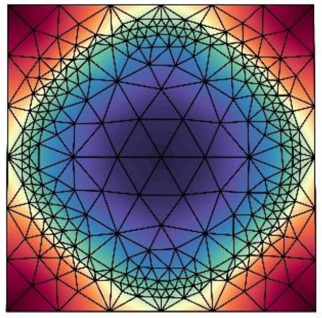
非均匀变分节块法（HVNM）基于变分原理构造求解方程，采用杂交方法对节块内部与表面进行离散，可以采用非结构三角形网格/有限元子网格描述栅元几何与材料分布



杂交离散



有限元子网格



三角形网格

展开阶数、h/p加密灵活　　无横向积分，稳定性好

研究背景：模拟与测量数据同化

高分辨率数值模拟方法也存在多方面的挑战，可以结合实测数据通过数据同化获得堆芯真实状态的最优估计

数学模型与真实物理过程

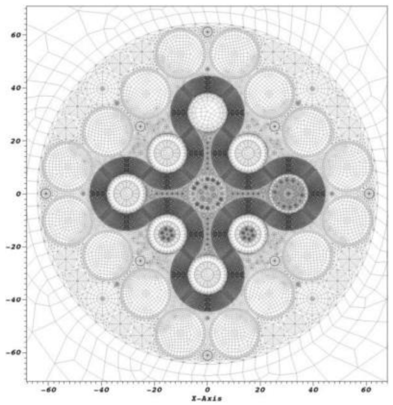
纯数值模拟

模型误差

离散误差

参数不确定性

迭代收敛误差



数学模型

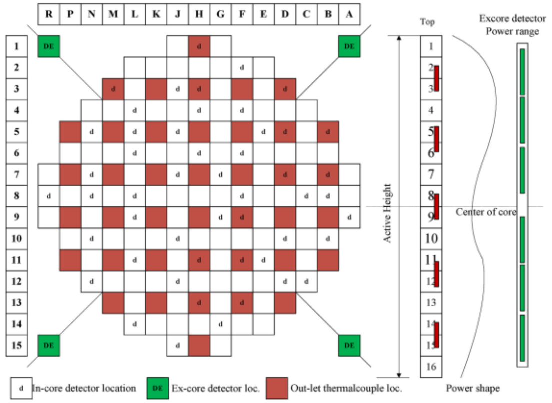
真实物理值

数据同化

模拟数据

+

测量数据



堆芯探测器

物理值最佳估计

研究背景：模拟与测量数据同化

数据同化方法能够结合多源测量值、数值模拟预测实现堆芯的最优状态估计、功率重构、参数估计等。而简化模型与全阶模型难以直接满足数据同化需求

数据同化典型应用场景

基于测量数据的堆芯参数估计 → 反问题求解

基于集合卡尔曼滤波的堆芯状态估计 → 大量概率抽样

基于测量/实验数据的反不确定性量化 → 大量概率抽样

现有数值预测模型的局限性

简化模型无法满足高分辨率数据同化的需求

需要在参数空间内进行大量正向计算全阶模型难以直接应用

研究背景与挑战：基于高分辨率数据的降阶模型

高分辨率数据具有维度高、数据获取难度大等特点，降阶预测模型应能够描述中子输运的动力学特征，同时拥有低训练成本与高泛化能力

基于高分辨率数据的降阶模型

高分辨率数据

提取低阶子空间特征

训练预测模型

快速预测计算

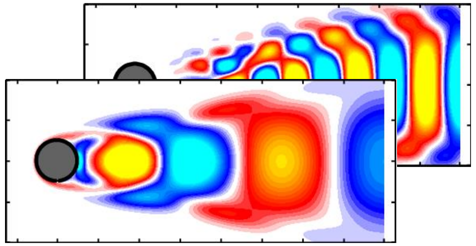
本征正交分解-伽辽金

降阶方法：
本征正交分解 (POD)
降阶动力学系统获取：
原方程伽辽金投影
局限性：
侵入式方法

$$\left(\phi_i, \frac{\partial u}{\partial t} + \nabla\cdot(\boldsymbol{u}\otimes\boldsymbol{u}) - \nabla\cdot\nu(\nabla\boldsymbol{u}+(\nabla\boldsymbol{u})^T)+\nabla p\right)_{L^2(\Omega)} = 0$$

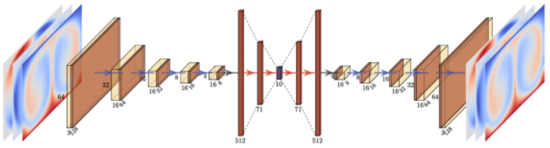
动态模态分解

降阶方法：
POD
降阶动力学系统获取：
低阶特征值分解
局限性：
难以处理时变参数问题



神经网络类方法

降阶方法：
POD/自编码器
降阶动力学系统获取：
神经网络拟合
局限性：
训练成本高
可解释性弱



上海交通大學
SHANGHAI JIAO TONG UNIVERSITY

目 录

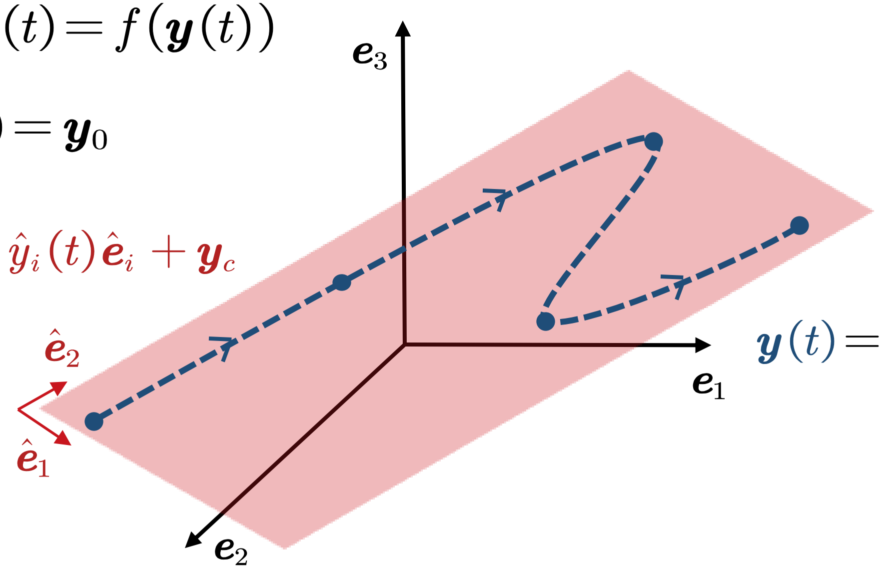
算子推断模型降阶

模型降阶的目标是寻找低维空间逼近高维空间的子集，并寻找低维空间中的演化规律

三维轨线与二维平面示意图

$$\begin{cases} \dfrac{d}{dt}\boldsymbol{y}(t)=f(\boldsymbol{y}(t)) \\ \boldsymbol{y}(0)=\boldsymbol{y}_0 \end{cases}$$

$$\boldsymbol{y}_r(t)=\sum_{i=1}^{2}\hat{y}_i(t)\hat{\boldsymbol{e}}_i+\boldsymbol{y}_c$$



$$\boldsymbol{y}(t)=\sum_{i=1}^{3}y_i(t)\boldsymbol{e}_i$$

微分方程解的集合构成一条三维空间中的轨线，寻找合适的二维平面/降阶基，采用二维坐标/降阶状态向量描述轨线

动力系统

$$\frac{d}{dt}\boldsymbol{y}(t)=f(\boldsymbol{y}(t),\boldsymbol{\mu}),\ \boldsymbol{y}(t)\in X$$

全阶动力系统由已知的物理方程所描述，f 已知

降阶

$$\frac{d}{dt}\hat{\boldsymbol{y}}(t)=\hat{f}(\hat{\boldsymbol{y}}(t),\boldsymbol{\mu}),\ \hat{\boldsymbol{y}}(t)\in X_r$$

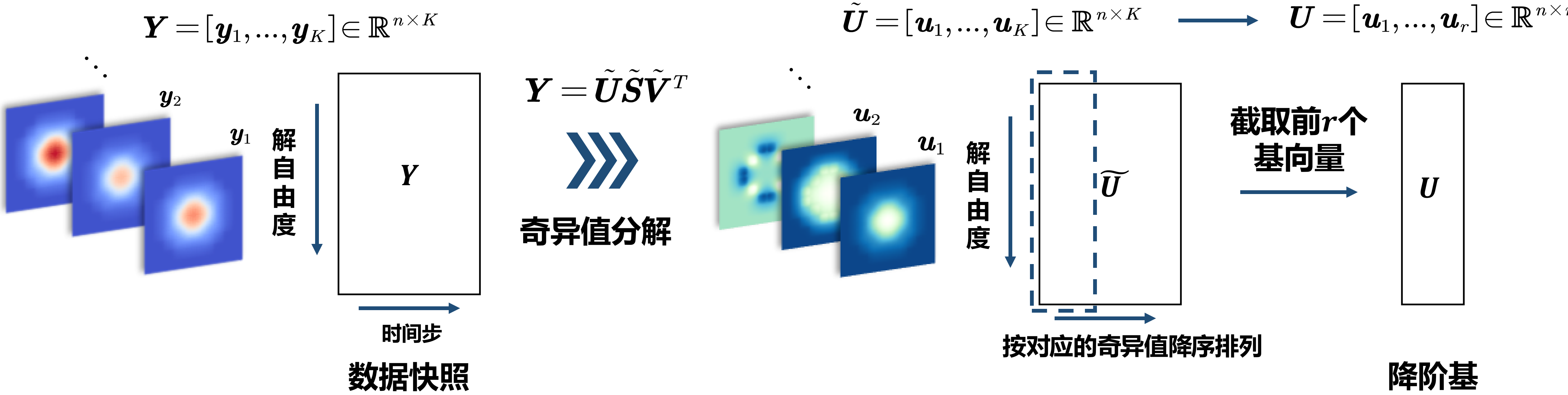
在低维空间中，时间演化规律是什么？如何找到降阶动力系统$\hat{f}$？

算子推断模型降阶

求解全阶方程获取数据快照，使用奇异值分解从快照中提取降阶基与降阶状态向量，根据残余能量等判断标准，挑选出前r个基向量作为降阶基，构造出低维子空间

求解全阶方程获得数据快照

通过奇异值分解提取降阶基



重要关系式

原空间向低维流形投影

$$\hat{\boldsymbol{y}}=\boldsymbol{U}^T\boldsymbol{y}$$

低维流形向原空间”反投影”

$$\boldsymbol{y}\approx\boldsymbol{U}\hat{\boldsymbol{y}}$$

算子推断模型降阶

基于**原方程的形式**采用投影构造出降阶方程形式，利用降阶数据集拟合**降阶方程算子**。该方法保留了全阶方程所描述的**物理规律**，并通过**非侵入式方法**拟合降阶模型

通过投影构造降阶动力系统

降阶关系 $\hat{\boldsymbol{\phi}} = \boldsymbol{U}^T \boldsymbol{\phi}$

全阶动力系统(n维) $\dfrac{d}{dt}\boldsymbol{\phi} = \boldsymbol{L}(\boldsymbol{\mu})\boldsymbol{\phi}$ $\xrightarrow{\text{方程投影}}$

降阶动力系统 (r维)

$$\frac{d}{dt}\hat{\boldsymbol{\phi}} = \hat{\boldsymbol{L}}(\boldsymbol{\mu})\hat{\boldsymbol{\phi}}$$

构建目标函数

拟合降阶动力系统

$$\min_{\hat{\boldsymbol{L}}(\mu)} \left\{ \sum_{j=1}^{n_t} \left\| \hat{\boldsymbol{L}}(\boldsymbol{\mu})\hat{\boldsymbol{\phi}}_j - \dot{\hat{\boldsymbol{\phi}}}_j \right\|_2^2 + \Gamma\left(\hat{\boldsymbol{L}}(\boldsymbol{\mu})\right) \right\}$$

快速求解降阶动力系统

重构高保真物理场

$$\frac{d}{dt}\hat{\boldsymbol{\phi}} = \hat{\boldsymbol{L}}(\boldsymbol{\mu})\hat{\boldsymbol{\phi}}$$

方程求解

$$\boldsymbol{\phi} \approx \boldsymbol{U}\hat{\boldsymbol{\phi}}$$

全阶解重构

当目标函数仅考虑相邻时间步残差时，优化问题转化为最小二乘问题，实现降阶算子的快速拟合

构造最优化问题

$$\min_{\hat{\boldsymbol{A}}_1,\hat{\boldsymbol{A}}_2,\hat{\boldsymbol{f}}} \sum_{i=1}^{K} \left\| \frac{d}{dt}\hat{\boldsymbol{\phi}}_i - \left[\hat{\boldsymbol{A}}_1\left(\hat{\boldsymbol{\phi}}_i \otimes \hat{\boldsymbol{\phi}}_i\right) + \hat{\boldsymbol{A}}_2\hat{\boldsymbol{\phi}}_i + \hat{\boldsymbol{f}}\right] \right\|_2^2$$

转化为最小二乘问题

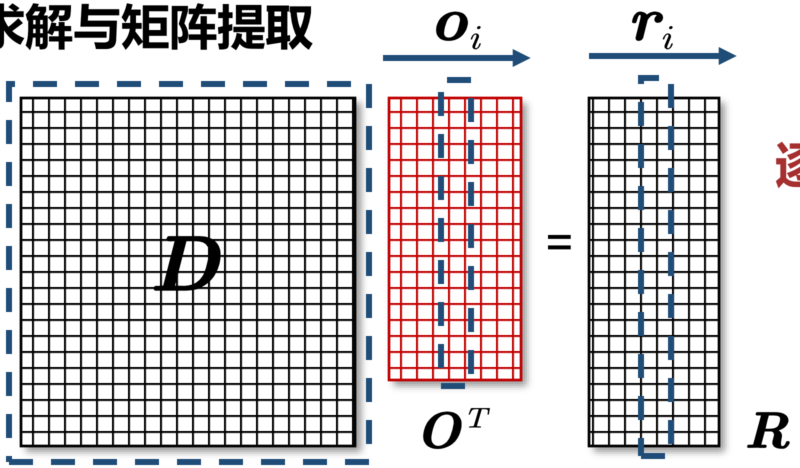
$$\min_{\boldsymbol{O}} \left\| \boldsymbol{D}\boldsymbol{O}^T - \boldsymbol{R} \right\|_F^2$$

$$\boldsymbol{O} = \left[\hat{\boldsymbol{A}}_1, \hat{\boldsymbol{A}}_2, \hat{\boldsymbol{f}}\right] \in \mathbb{R}^{r\times s}$$

$$\boldsymbol{D} = \begin{bmatrix} \hat{\boldsymbol{\phi}}_1 \otimes \hat{\boldsymbol{\phi}}_1 & \cdots & \hat{\boldsymbol{\phi}}_K \otimes \hat{\boldsymbol{\phi}}_K \\ \hat{\boldsymbol{\phi}}_1 & \cdots & \hat{\boldsymbol{\phi}}_K \\ 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^{K\times s}$$ 增广状态向量数据矩阵

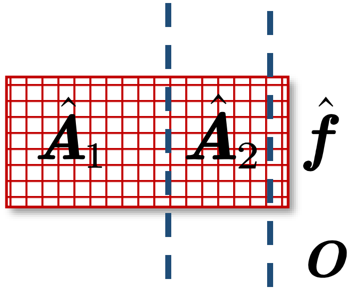
$$\boldsymbol{R} = \begin{bmatrix} \dfrac{\hat{\boldsymbol{\phi}}_1 - \hat{\boldsymbol{\phi}}_0}{\delta t} & \cdots & \dfrac{\hat{\boldsymbol{\phi}}_K - \hat{\boldsymbol{\phi}}_{K-1}}{\delta t} \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^{K\times r}$$ 时间差分数据矩阵

求解与矩阵提取



逐个求解最小二乘问题，
获得O^T矩阵的每一列

$$\min_{\boldsymbol{o}_i} \left\| \boldsymbol{D}\boldsymbol{o}_i - \boldsymbol{r}_i \right\|_F^2$$



按列将矩阵逐个提取

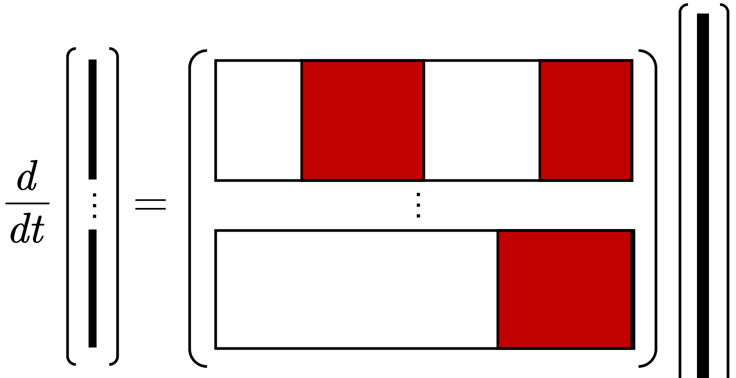
算子推断模型降阶

多物理场的控制方程中包含丰富的**先验信息**，通过引入先验信息决定降阶模型的结构，能够为降阶模型**引入明确的物理含义、降低模型的复杂度**

多物理方程中的先验信息

多物理控制方程

$$\frac{d}{dt}\begin{bmatrix}\boldsymbol{y}_1\\ \vdots\\ \boldsymbol{y}_N\end{bmatrix}=\mathcal{F}(\boldsymbol{y}_1\ \cdots\ \boldsymbol{y}_N)$$



稀疏结构

先验信息的提取

瞬发-缓发中子方程

$$\frac{d}{dt}\begin{bmatrix}\hat{\boldsymbol{\psi}}\\ \hat{\boldsymbol{C}}_1\\ \vdots\\ \hat{\boldsymbol{C}}_{n_d}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\hat{\boldsymbol{L}} & \hat{\boldsymbol{L}}_{11} & \cdots & \hat{\boldsymbol{L}}_{1n_d}\\ \hat{\boldsymbol{F}}_1 & \hat{\boldsymbol{A}}_1 & & \\ \vdots & & \ddots & \\ \hat{\boldsymbol{F}}_{n_d} & & & \hat{\boldsymbol{A}}_{n_d}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\hat{\boldsymbol{\psi}}\\ \hat{\boldsymbol{C}}_1\\ \vdots\\ \hat{\boldsymbol{C}}_{n_d}\end{bmatrix}$$

先驱核之间无相互作用

瞬发中子-热传导方程

$$\frac{\partial}{\partial t}\begin{bmatrix}\hat{\boldsymbol{\psi}}\\ \hat{\boldsymbol{T}}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\hat{\boldsymbol{A}}_{11} & & \hat{\boldsymbol{A}}_{12} & \hat{\boldsymbol{A}}_{13} & \cdots\\ \hat{\boldsymbol{A}}_{21} & \hat{\boldsymbol{A}}_{22} & & & \cdots\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\hat{\boldsymbol{\psi}}\\ \hat{\boldsymbol{T}}\\ \hat{\boldsymbol{T}}\otimes\hat{\boldsymbol{\psi}}\\ (\hat{\boldsymbol{T}}\otimes\hat{\boldsymbol{T}})\otimes\hat{\boldsymbol{\psi}}\\ \vdots\end{bmatrix}+\begin{bmatrix}\hat{\boldsymbol{b}}_2\end{bmatrix}$$

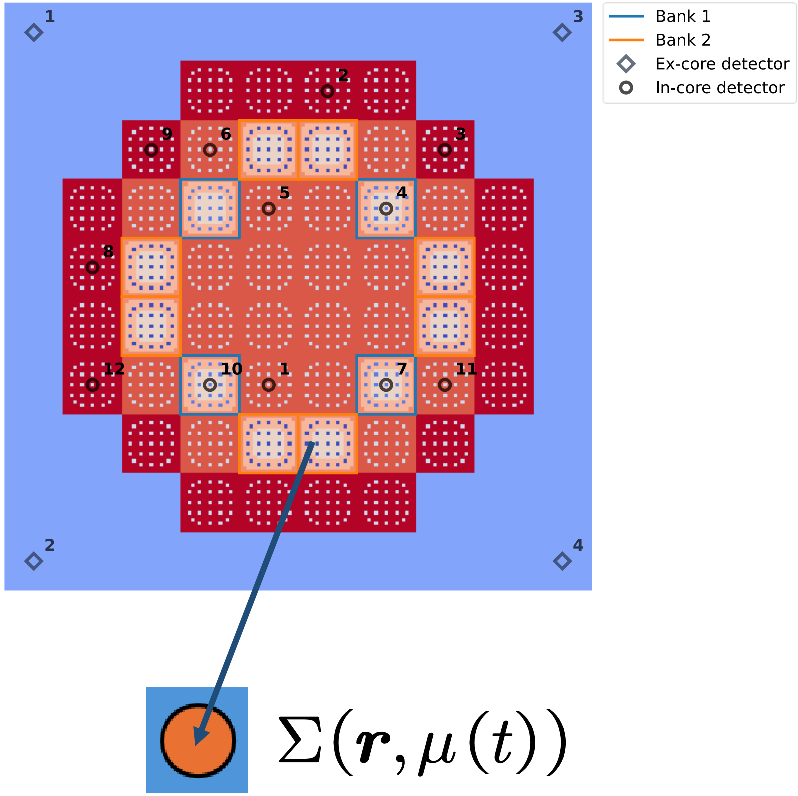
温度场没有向中子贡献源项

温度与中子的相互作用

方法验证：KAIST反应堆截面扰动问题

该问题模拟了二维堆芯的截面扰动，控制棒组件中导向管区域中子截面随控制棒参数 $\mu_i(t)$ 发生变化。利用仿射参数分解与耦合约束构造出降阶方程

问题堆芯布置



$\Sigma(\boldsymbol{r},\mu(t))$

导向管区域中子截面随时间发生变化

仿射参数分解与多物理约束确定模型结构

截面扰动形式

$$\Sigma(\boldsymbol{r};\mu(t)) = \mu(t)\Sigma_{\mathrm{CR}}(\boldsymbol{r},t) + (1-\mu(t))\Sigma_{\mathrm{MD}}(\boldsymbol{r},t)$$
$$= \Sigma_{\mathrm{MD}}(\boldsymbol{r},t) + \mu(t)\left[\Sigma_{\mathrm{CR}}(\boldsymbol{r},t) - \Sigma_{\mathrm{MD}}(\boldsymbol{r},t)\right]$$

原截面项　　扰动截面项

算子分解

$$\boldsymbol{L}(\mu(t))\boldsymbol{\psi} = \boldsymbol{L}\boldsymbol{\psi} + \mu(t)\boldsymbol{N}\boldsymbol{\psi}$$

原线性算子　　扰动线性算子项

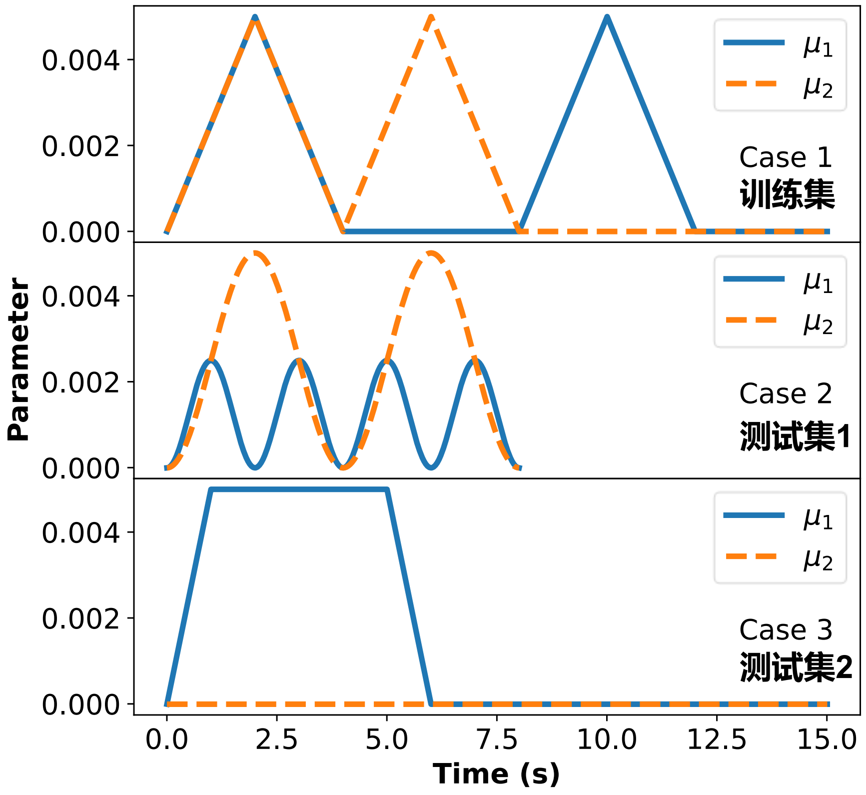
降阶方程形式

$$\frac{d}{dt}\begin{bmatrix}\hat{\boldsymbol{\psi}}\\ \hat{\boldsymbol{C}}_1\\ \vdots\\ \hat{\boldsymbol{C}}_{n_\mathrm{d}}\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}\hat{\boldsymbol{L}} & \hat{\boldsymbol{L}}_{11} & \cdots & \hat{\boldsymbol{L}}_{1n_\mathrm{d}}\\ \hat{\boldsymbol{F}}_1 & \hat{\boldsymbol{A}}_{11} & & \\ \vdots & & \ddots & \\ \hat{\boldsymbol{F}}_{n_\mathrm{d}} & & & \hat{\boldsymbol{A}}_{1n_\mathrm{d}}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\hat{\boldsymbol{\psi}}\\ \hat{\boldsymbol{C}}_1\\ \vdots\\ \hat{\boldsymbol{C}}_{n_\mathrm{d}}\end{bmatrix} + \sum_p \mu_p(t)\begin{bmatrix}\hat{\boldsymbol{N}}^{(p)} & & \\ & & \\ & & \end{bmatrix}\begin{bmatrix}\hat{\boldsymbol{\psi}}\\ \hat{\boldsymbol{C}}_1\\ \vdots\\ \hat{\boldsymbol{C}}_{n_\mathrm{d}}\end{bmatrix}$$

方法验证：KAIST反应堆截面扰动问题

采用线性扰动参数作为训练集，在不同的参数扰动模式下进行验证与测试。在测试集中功率分布的L_2误差小于0.33%，降阶模型求解速度的加速比可达10^7

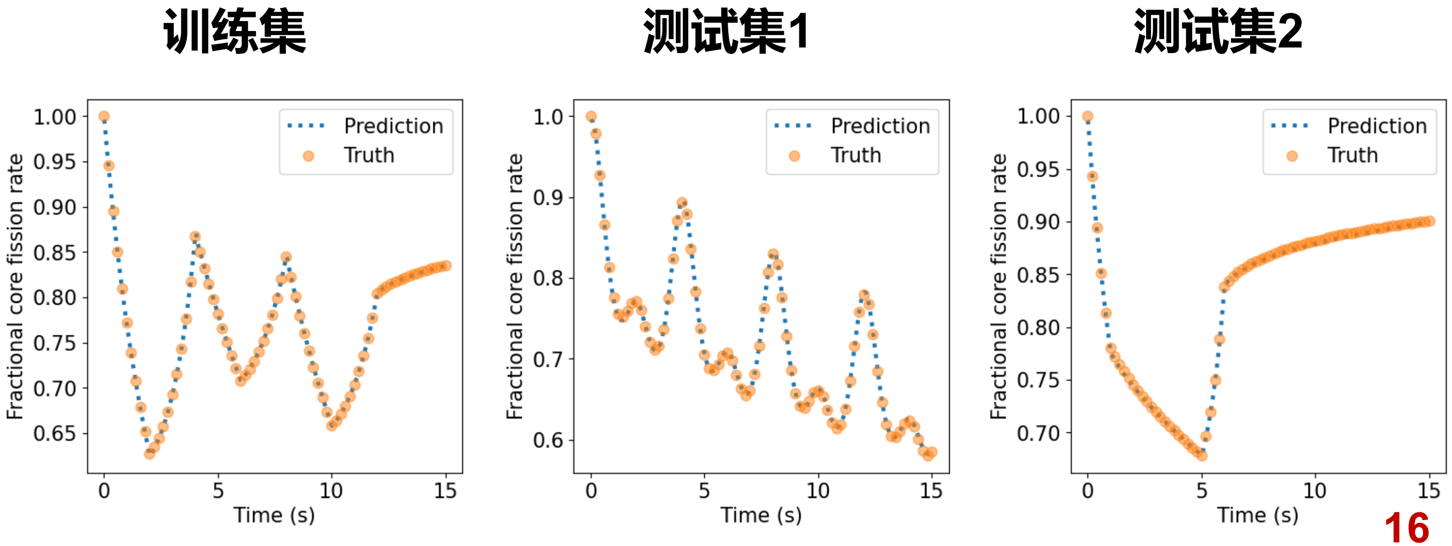
时变参数



控制棒参数随时间变化

预测结果

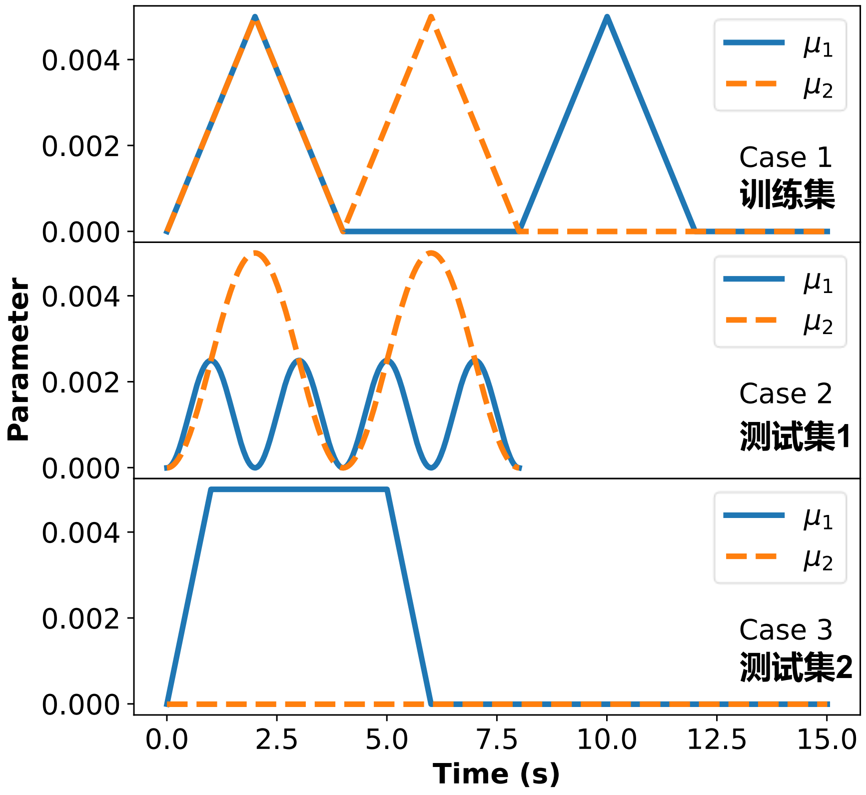
问题	L_2误差 (%)	最大误差 (%)
训练集	0.16	2.37
测试集1	0.33	2.08
测试集2	0.23	1.92



方法验证：KAIST反应堆截面扰动问题

采用线性扰动参数作为训练集，在**不同的参数扰动模式**下进行验证与测试。在测试集中功率分布的**L_2误差小于0.33%**，降阶模型求解速度的**加速比可达10^7**

时变参数



控制棒参数随时间变化

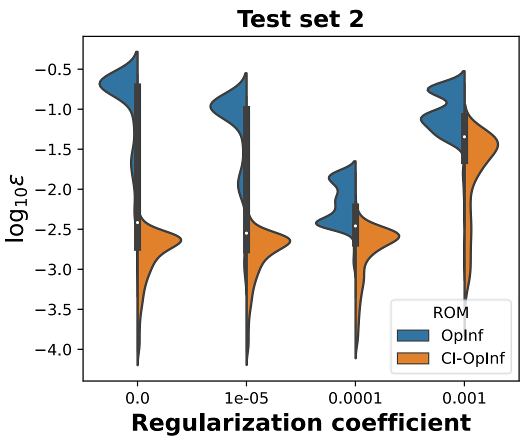
	降阶模型	全阶模型
自由度数目	11	23,582,400
求解时间 (每步)	9.1×10^{-9}核时	0.17 核时
重构全场时间 (每步)	1.8×10^{-6}核时	
训练集数据点数目	750	
训练时间	3.7×10^{-3}核时	

方法验证：KAIST反应堆截面扰动问题

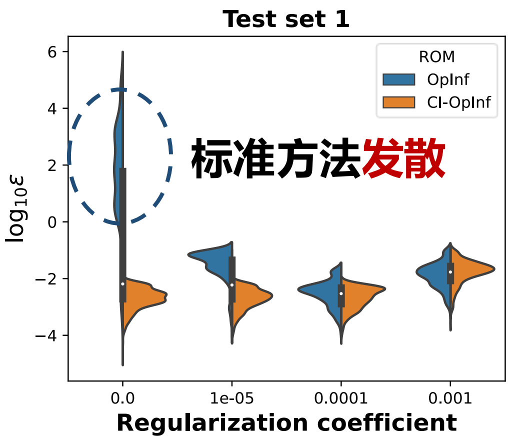
相比于传统算子推断，方程结构约束算子推断能够在弱正则化的情况下获得更为准确、稳定的预测结果；耦合约束算子推断在训练集规模减小的情况下仍能保持预测精度

不同正则项系数下的预测误差对比

对数误差

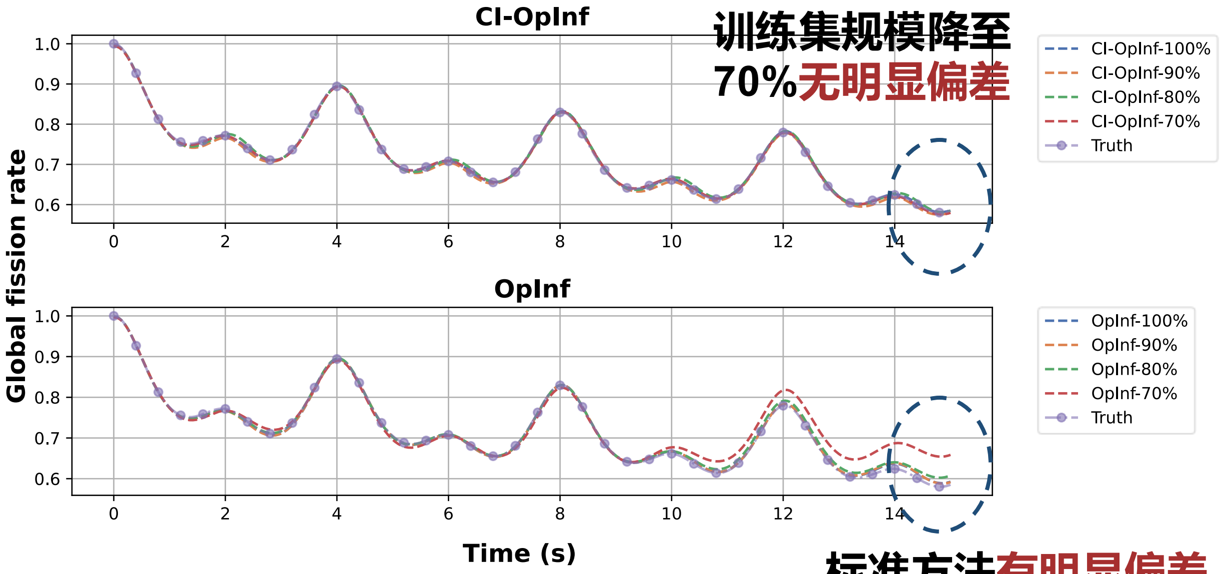


测试集1



测试集2

不同训练集规模下的预测结果对比



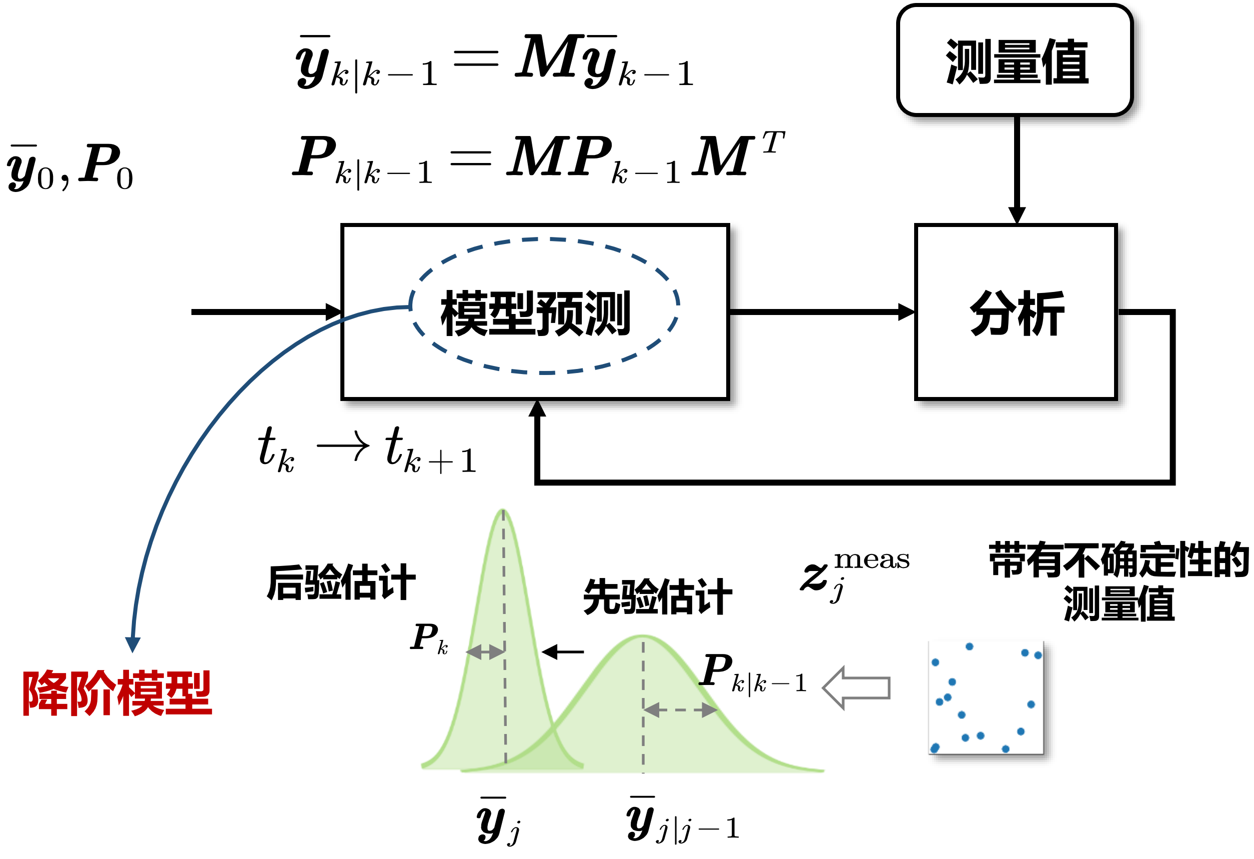
标准方法有明显偏差

测试集2

目 录

卡尔曼滤波数据同化

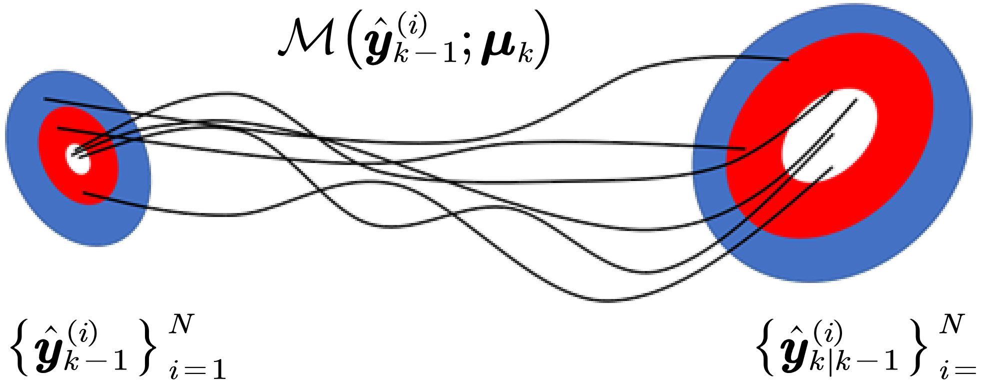
结合预测模型与测量数据，求解优化问题，获得系统状态的最优估计，量化并减少系统状态中的不确定性；降阶预测模型使得最优化问题能够被快速求解



融合测量值获得状态向量的最优后验估计

集合卡尔曼滤波

采用样本集合的统计量描述降阶状态的概率分布；对状态转移函数$\mathcal{M}$与样本概率分布无需引入近似或假设，可应用于非线性、非高斯分布的系统



从状态-观测交叉协方差与观测协方差定义增益矩阵

$$\boldsymbol{K}_k=\hat{\boldsymbol{P}}_{yz}\hat{\boldsymbol{P}}_{zz}^{-1}\quad\begin{cases}\hat{\boldsymbol{P}}_{yz}=\dfrac{1}{N-1}\displaystyle\sum_{i=1}^{N}\left(\hat{\boldsymbol{y}}_{k|k-1}^{(i)}-\bar{\hat{\boldsymbol{y}}}_{k|k-1}\right)\left(\boldsymbol{z}_k^{(i)}-\bar{\boldsymbol{z}}_{k|k-1}\right)^T\\ \hat{\boldsymbol{P}}_{zz}=\dfrac{1}{N-1}\displaystyle\sum_{i=1}^{N}\left(\boldsymbol{z}_k^{(i)}-\bar{\boldsymbol{z}}_{k|k-1}\right)\left(\boldsymbol{z}_k^{(i)}-\bar{\boldsymbol{z}}_{k|k-1}\right)^T\end{cases}$$

预测各样本新状态并计算先验概率

↓

预测测量值与方差，并计算测量值偏差

↓

计算卡尔曼增益

↓

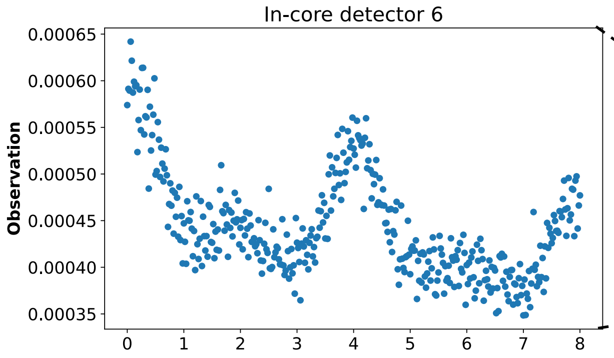
更新状态与后验概率

下一时刻重复流程

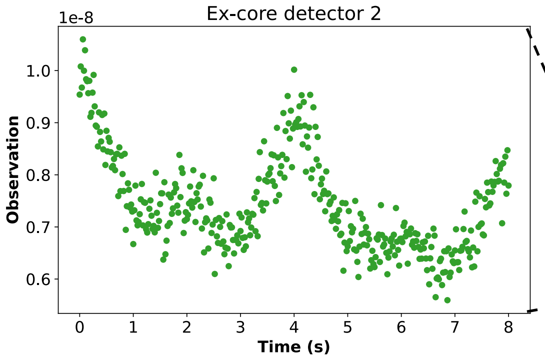
时间复杂度与样本数量和降阶状态维度相关

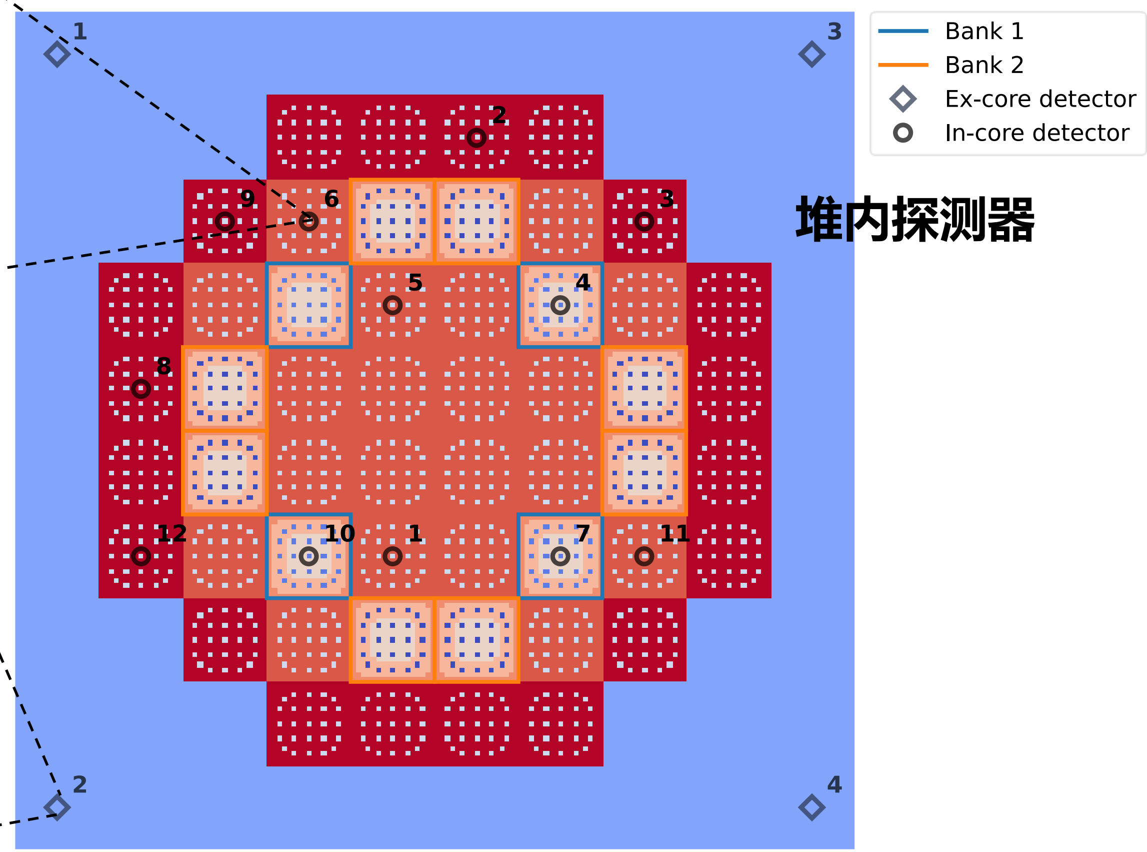
数据同化方法的验证与分析

在**初始条件存在偏差**的情况下，通过线性卡尔曼滤波结合测量数据，**修正**堆芯中的中子通量、功率、先驱核等**高分辨率物理场**，并量化不确定性



探测器测量值



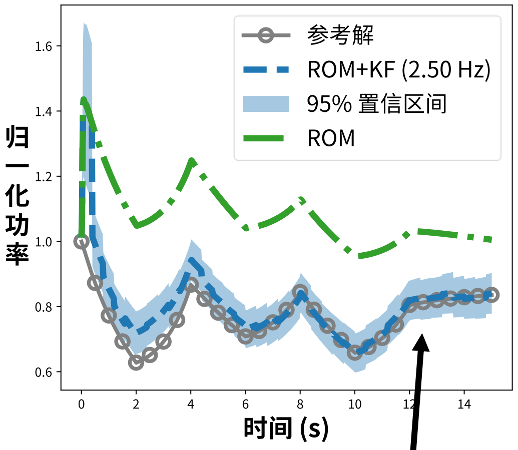


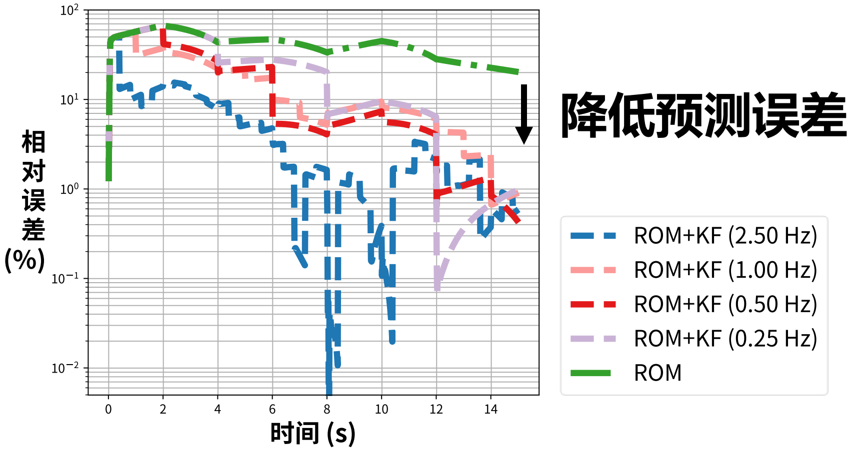
堆内探测器

堆外探测器

数据同化方法的验证与分析

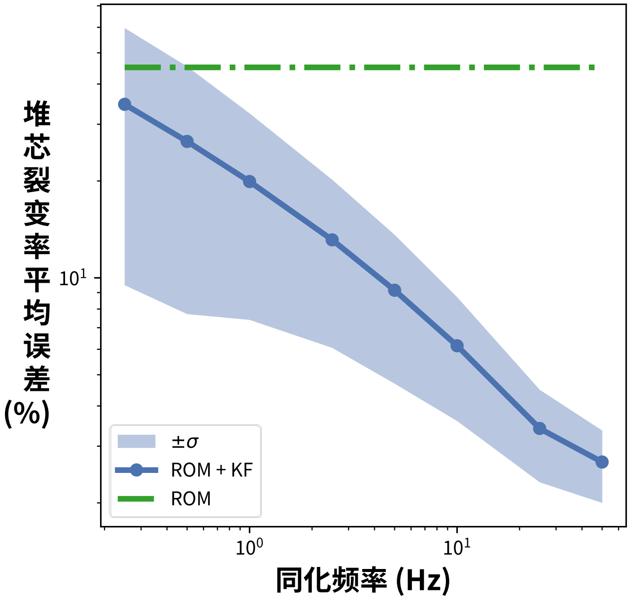
采用不同的随机初始条件与同化频率进行测试，直接模拟的平均误差为46%，同化频率为2.5 Hz时误差下降至13%





降低预测误差

修正预测值收敛至真实值



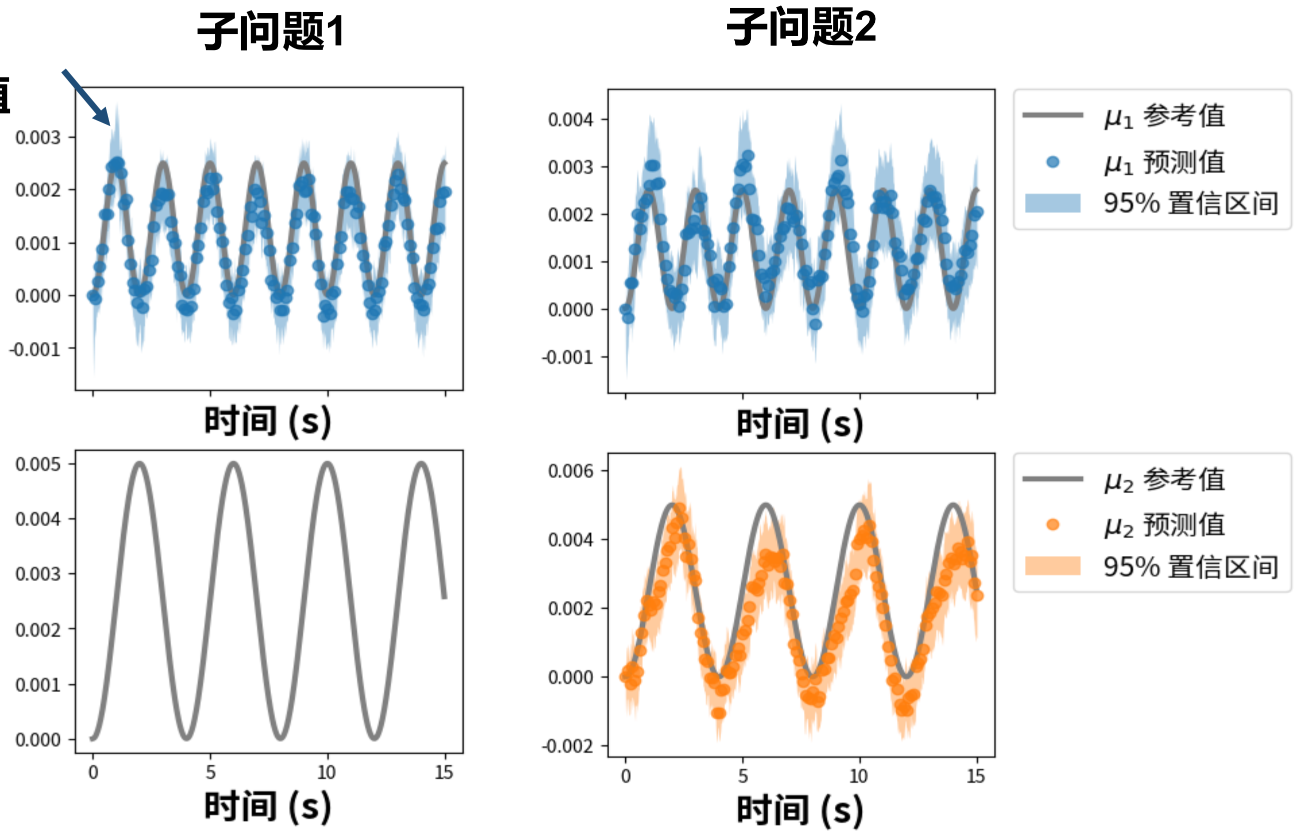
同化频率	误差
0 Hz	35%
2.5 Hz	13%
10 Hz	6%
50 Hz	3%

误差随着同化频率0.5阶的代数收敛

数据同化方法的验证与分析

当时变参数$\mu(t)$存在不确定性或未知时，对参数引入随机游走模型，构造参数与系统状态的动力系统，通过集合卡尔曼滤波在修正物理场并对时变参数进行推断

推断参数
趋近于真实值



参数1未知，参数2已知　　参数1未知，参数2未知

参数动力学由随机游走描述

$$\hat{\boldsymbol{y}}_{k|k-1}^{(i)} = \mathcal{M}\left(\hat{\boldsymbol{y}}_{k-1}^{(i)}; \boldsymbol{\mu}_{k-1}^{(i)}\right)$$

$$\boldsymbol{\mu}_{k|k-1}^{(i)} = \boldsymbol{\mu}_{k-1}^{(i)} + \boldsymbol{\delta}_{\mu}^{(i)}$$

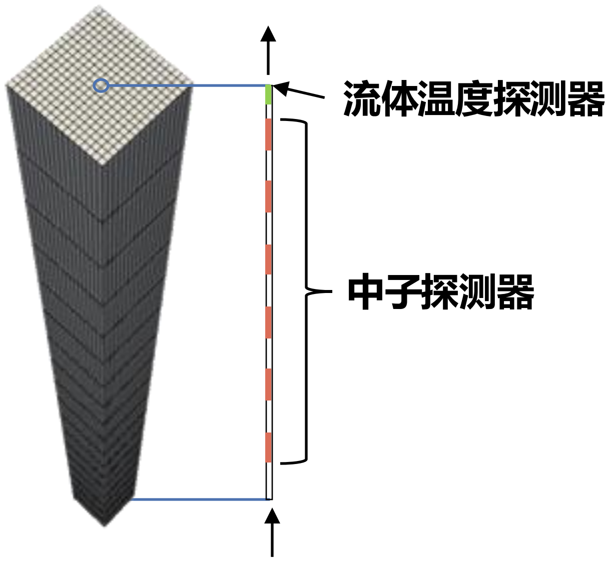
随机游走噪声

获得时变参数的最优估计与不确定性

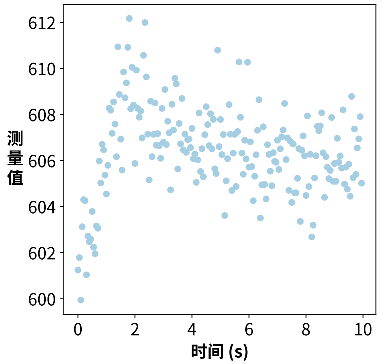
数据同化方法的验证与分析

在入口流量扰动未知的情况下，通过随机游走与集合卡尔曼滤波结合中子、冷却剂温度测量数据，修正堆芯中的多物理场，并推断入口流量随时间的变化

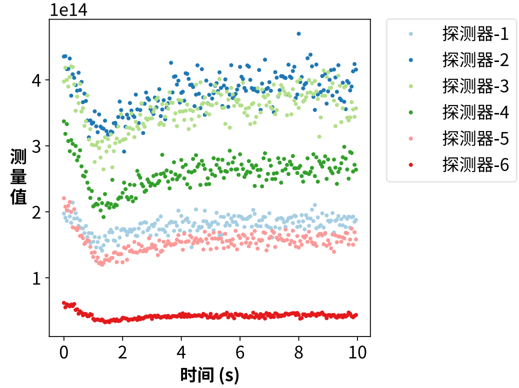
探测器布置



流体温度探测器测量值



中子探测器测量值



动力学模型

降阶预测模型

$$\frac{d}{dt}\begin{bmatrix}\hat{\boldsymbol{\psi}}\\ \hat{\boldsymbol{T}}_s\\ \hat{\boldsymbol{T}}_f\\ \hat{\boldsymbol{C}}_1\\ \vdots\\ \hat{\boldsymbol{C}}_{n_\mathrm{d}}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\hat{\boldsymbol{O}}_{1,1} & \hat{\boldsymbol{O}}_{1,2} & \hat{\boldsymbol{O}}_{1,3} & & & & \hat{\boldsymbol{O}}_{1,71} & \cdots & \hat{\boldsymbol{O}}_{1,7n_\mathrm{d}} & \\ \hat{\boldsymbol{O}}_{2,1} & & & \hat{\boldsymbol{O}}_{2,4} & \hat{\boldsymbol{O}}_{2,5} & & & & & \\ & & & \hat{\boldsymbol{O}}_{3,4} & \hat{\boldsymbol{O}}_{3,5} & \hat{\boldsymbol{O}}_{3,6} & & & & \hat{\boldsymbol{O}}_{3,8}\\ \hat{\boldsymbol{O}}_{41,1} & & & & & & \hat{\boldsymbol{O}}_{41,71} & & & \\ \vdots & & & & & & & \ddots & & \\ \hat{\boldsymbol{O}}_{4n_\mathrm{d},1} & & & & & & & & \hat{\boldsymbol{O}}_{4n_\mathrm{d},7n_\mathrm{d}} & \end{bmatrix}\begin{bmatrix}\hat{\boldsymbol{\psi}}\\ \hat{\boldsymbol{T}}_s^{(l)}\hat{\boldsymbol{\psi}}\\ \hat{\boldsymbol{T}}_f^{(l)}\hat{\boldsymbol{\psi}}\\ \hat{\boldsymbol{T}}_s\\ \hat{\boldsymbol{T}}_f\\ \mu\hat{\boldsymbol{T}}_f\\ \hat{\boldsymbol{C}}_1\\ \vdots\\ \hat{\boldsymbol{C}}_{n_\mathrm{d}}\\ 1\end{bmatrix}$$

参数（入口流量扰动）随机游走模型

$$\frac{d}{dt}\mu=0$$

降阶观测模型

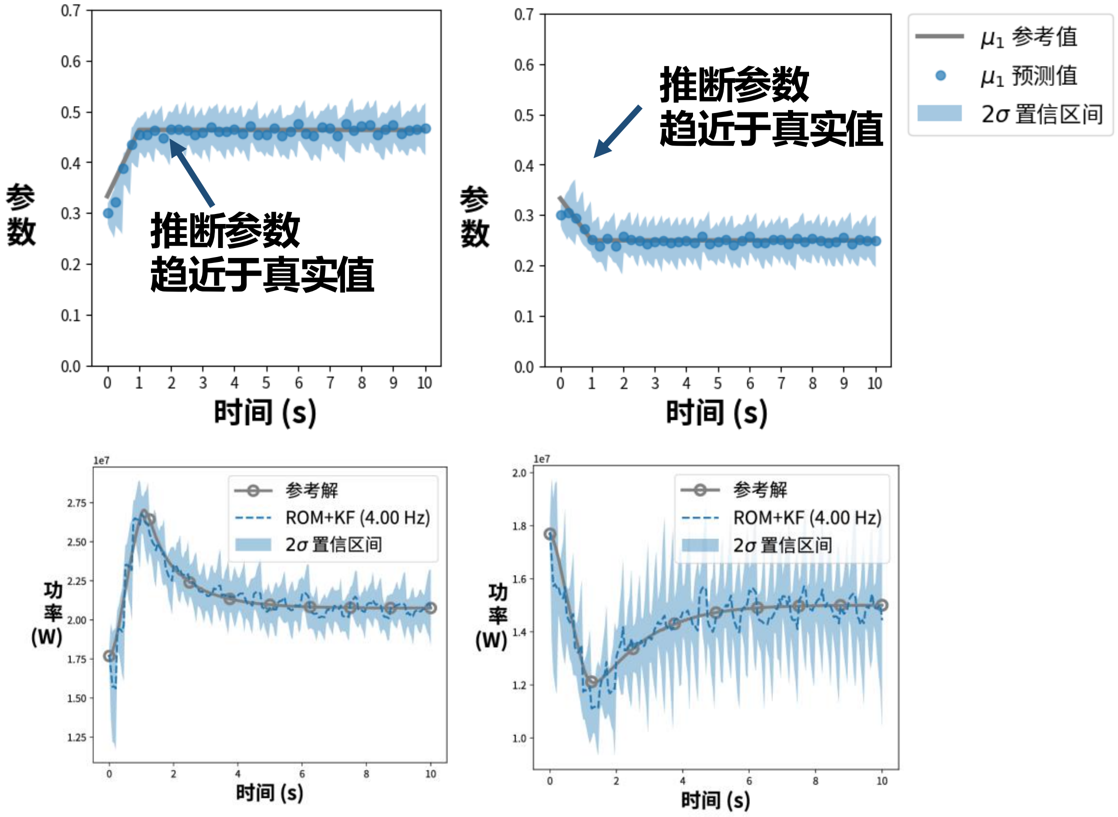
$$\begin{bmatrix}\boldsymbol{z}_\psi\\ \boldsymbol{z}_T\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{B}_\psi\boldsymbol{U}_\psi & \boldsymbol{0} & \boldsymbol{0} & \boldsymbol{0} & \cdots & \boldsymbol{0}\\ \boldsymbol{0} & \boldsymbol{0} & \boldsymbol{B}_{T_f}\boldsymbol{U}_{T_f} & \boldsymbol{0} & \cdots & \boldsymbol{0}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\hat{\boldsymbol{\psi}}\\ \hat{\boldsymbol{T}}_s\\ \hat{\boldsymbol{T}}_f\\ \hat{\boldsymbol{C}}_1\\ \vdots\\ \hat{\boldsymbol{C}}_{n_\mathrm{d}}\end{bmatrix}$$

数据同化方法的验证与分析

在同化频率为4Hz时，该方法能够以4.86%的平均误差跟踪入口流量的未知变化，功率平均误差为4.41%，慢化剂出口温度平均误差分别为0.27 K

数据同化结果

入口流量推断与功率预测



工况A　　工况B

同化频率对误差的影响

同化频率 (Hz)	功率误差(%)	燃料最高温误差(K)	出口最高温误差(K)
2.0	6.16	24.45	0.44
4.0	4.41	7.83	0.27
10.0	3.04	7.66	0.23
20.0	2.73	6.26	0.19

上海交通大學
SHANGHAI JIAO TONG UNIVERSITY

目 录

研究结论

算子推断作为**数据-物理驱动**的降阶动力系统学习方法，具有**易用**、**可拓展性**与**可解释性**强的特点

本工作探索了算子推断在时-空输运方程中的应用：

- 裂变率预测上的相对误差均低于1%，加速比达到高达10^7，能够开展超实时预测
- 展示了相关的降阶模型在**数据同化领域**的应用前景；在初值存在误差的情况下，结合测量值使堆芯功率预测误差控制在5%以下

谢谢！

Q&A

张滕飞 副教授
zhangtengfei@sjtu.edu.cn
上海交通大学

饮 水 思 源 爱 国 荣 校